干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

doi:10.12118/j.issn.1000-6060.2018.05.06

ARIMA 和 ANN 模型的干旱预测适用性研究①

杨慧荣[1]， 张玉虎[2]， 崔恒建[1]， 高 峰[2]， 陈秋华[1]
（1 首都师范大学数学科学学院，北京 100048； 2 首都师范大学资源环境与旅游学院，北京 100048）

摘 要： 开展干旱预测是有效应对干旱风险的前提基础，根据 1960—2016 年三江平原 7 个站点逐日降水和气温数据，利用 ARIMA 和 ANN 模型对不同时间尺度标准化降水蒸散指数(*SPEI*)序列进行分析建模预测。借助相关系数 *R*、纳什效率系数 *NSE*、Kendall 秩相关系数 τ、均方误差 *MSE* 和 Kolmogorov-Smirnov（K-S）检验对模型的有效性进行了判定，然后分别用 ARIMA 和 ANN 模型进行 12 步预测，并将预测值与实际值进行比较。结果表明：(1) ARIMA 模型和 ANN 模型对 *SPEI* 的预测能力都随时间尺度的增加而逐渐提高。(2) 两种模型对 3、6 个月尺度 *SPEI* 的预测精度偏低，9、12、24 个月的 *SPEI* 的预测精度在 70% 以上；(3) *SPEI*－9、*SPEI*－12、*SPEI*－24 三个时间尺度 ANN 模型的预测精度优于 ARIMA 模型。

关 键 词： 干旱；ARIMA 模型；ANN 模型；*SPEI*s；三江平原
中图分类号： X4　　**文献标识码：** A　　**文章编号：**

干旱是人类面临的主要自然灾害之一，而我国几乎每年都会发生，平均 2～3 a 就会发生一次严重的干旱灾害[1-2]。加强干旱监测、预测方面的研究对相关部门预防干旱灾害、减少干旱灾害损失具有重要的意义[3-5]。目前用以预测干旱的方法有很多，如人工神经网络(ANN)模型、差分自回归移动平均(ARIMA)模型、支持向量机(SVM)等。其中，ARIMA 模型作为传统的时间序列模型，应用最普遍，应用范围比较广泛，如韩萍等[6]通过对关中地区多尺度标准化降水指数的 ARIMA 建模，指出该模型在干旱预测方面具有良好的效果，ZHANG Y 和 LI W[7]利用 ARIMA 等模型对中国海河北系的干旱情况进行了预测分析，说明了 ARIMA 模型具有较为优良的预测精度。ANN 模型作为处理非线性问题的典型模型，受到了众多学者的青睐，也越来越多的被运用到各领域的预测中[8-11]。其中在干旱预测领域，BARUA 等[12]为提高水资源管理效率，利用 ANN 神经网络对干旱进行了预测，BELAYNEH 等[13]利用 ANN 模型在阿瓦什河流域对 *SPI* 指数进行了分析建模，二者都证明了 ANN 模型预测精度的优良性，罗明美[14]利用 ANN 人工神经网络对淮河流域土壤水分进行反演研究，指出该模型对淮河流域的干旱监测具有良好的使用价值与应用前景。

干旱程度常利用干旱指数进行定量评价[15]。国内外常用的分析指数有：Palmer 干旱指数(*PDSI*)、标准化降水指数(*SPI*)、综合气象干旱指数(*CI*)、标准化降水蒸散指数(*SPEI*)等。*SPEI* 融合了 *SPI* 计算简单及多时间尺度的特性和 *PDSI* 对蒸散需求变化的灵敏性等方面的优点，是表征干旱程度的理想工具[16-17]。*SPEI* 具有多个时间尺度属性，如 3 个月时间尺度的 *SPEI* 和季节降水估计相关性较高；12 个月时间尺度的 *SPEI* 对于下层土壤水分和河流径流量等有较好的反映；24 个月时间尺度的 *SPEI* 可以更深入地涉及到地下水位、水库蓄水量及民生问题[17]。*SPEI* 多时间尺度的特征使其在干旱分析、评估等领域被广泛使用[18-19]。

目前的文献大多以年或某一月份时间尺度的 *SPEI* 为研究对象，而关于模型对不同时间尺度 *SPEI* 的适用性研究却鲜见。鉴于此，本文应用三江平原 1960—2016 年 7 个气象台站的常规气象观测资料，以不同时间尺度(3 个月、6 个月、12 个月、24 个月)的 *SPEI* 为基础，研究比较 ARIMA 和 ANN 模

① **收稿日期：** 2018-05-02； **修订日期：** 2018-07-11
基金项目： 国家重点研发计划(2017YFC0406002)；中国清洁发展机制基金赠款项目(2014108,2014092)
作者简介： 杨慧荣(1991-)，女，硕士研究生，主要从事气象水文统计方面的研究. E-mail:18234105830@163.com
通讯作者： 张玉虎(1975-)，男，博士，副教授，主要从事环境系统分析及风险评估研究. E-mail:zhang_yuhu@163.com

型在干旱预测中的适用性，并对预测能力进行了评价分析，以期能为三江平原的抗旱减灾工作提供一定的依据。

1 研究方法

1.1 ARIMA 模型

ARIMA 模型于 1976 年由 BOX 等提出，是处理时间序列的最普遍、最直接的建模方法，也是对时间序列进行预测的科学方法。它将预测对象随时间变化形成的序列看作是一个随机序列，即时间序列依赖于时间 t 的一组随机变量。其中，单个序列值出现具有不确定性，但整个序列的变化则呈现出一定的规律性，可以用相应的数学模型加以近似描述，这就是 ARMA 模型的基本思想[20]。ARMA 模型有三种类型：自回归（AR）模型、移动平均（MA）模型以及自回归移动平均（ARMA）模型。只有平稳的时间序列才能够直接建立 ARMA 模型，现实中常见的时间序列多具有某种趋势，但往往通过差分可使其满足平稳性要求。然后则可以建立 ARMA 模型，即 ARIMA 模型。通常，经过 d 次差分后的 ARMA 模型方程由下式表示：

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \cdots \varphi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots \theta_q e_{t-q} \quad (1)$$

记作 ARIMA(p,d,q)。

若引进延迟算子 B，则 ARIMA(p,d,q) 方程可简记为

$$\varphi_p(B)\nabla^d Y_t = \theta_q(B) e_t \quad (2)$$

其中，

$$\varphi_p(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \cdots \varphi_p B^p \quad (3)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots \theta_q B^q \quad (4)$$

Y_t 为时间序列值；$\varphi_i(i=1,2,\cdots,p)$ 和 $\theta_j(j=1,2,\cdots,q)$ 分别为自回归系数和滑动平均系数；e_t 为白噪声序列，且 $e_t \sim N(0,\sigma^2)$。

本文将 1960—2005 年的数据作为训练数据，由数据序列的自相关图和偏自相关图确定阶数 p 和 q 的取值范围，然后根据 AIC 准则对 p 和 q 进行优选，即在不同 p 和 q 组合的模型中，选择最小的 AIC 值所对应的参数，从而得到最优 ARIMA 模型。然后利用 2006—2015 年的数据对选定的最优模型进行预测验证，最后向前预测了 2016 年的 *SPEI* 值并将其与实际值进行比较。这一过程在 R 语言平台实现。

1.2 ANN 模型

ANN 人工神经网络是一种模仿动物神经网络行为特征进行分布式并行信息处理的算法，按是否含有延迟或反馈环节可以分为静态神经网络和动态神经网络。静态神经网络是无反馈、无记忆的，输出仅依赖于当前的输入，例如 BP 神经网络和 RBF 神经网络；动态神经网络[21]是带有反馈的，其输出不仅依赖当前的输入，而且依赖之前的输入，通过反馈，神经网络能将前一时刻的数据保留，使其加入到下一时刻数据的计算，使网络不仅具有动态性，而且保留的系统信息也更加完整。动态神经网络具有很强的学习能力和逼近任意函数的特点，在计算效率和预测精度等方面都优于静态神经网络。自 20 世纪 80 年代末以来，动态神经网络作为一种崭新的非线性模型被广泛地用于变形预报、模式识别、最优化决策等方面[22]。因此，本文选择动态神经网络（NAR 回归神经网络）进行 *SPEI* 时间序列预测。

NAR 神经网络模型可以表示为：

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \cdots, y(t-d)) \quad (5)$$

式中：d 为延时阶数；$f(\cdot)$ 为神经网络模型，可以看出 $y(t)$ 值是由 $y(t-1), y(t-2), \cdots, y(t-d)$ 的值所决定的。表明该模型用历史的数据值来推断当前及未来的数据值，具有动态性和延展性。

NAR 动态神经网络模型的训练方法通常使用 Levenberg-Marquardt 算法，因其训练速度极快，对于中小型网络而言，此训练算法是最好的算法。LM 算法的计算公式为：

$$X_{k+1} = X_k - (J^T J + uI)^{-1} J^T e \quad (6)$$

式中：X_k、X_{k+1} 分别是第 k、$k+1$ 次迭代的网络权值；J 为雅可比矩阵；I 为单位矩阵；u 为神经网络学习率；e 为随机误差。

本部分将 1960—2015 年数据划分为三类：训练数据、验证数据和测试数据，比例设置为：70%、15%、15%，之后设置神经元个数、延迟阶数等参数，并通过调节参数判断误差，使得 Autocorrelation 在满意值范围内，筛选出相对最优的网络模型，然后利用训练成功后的模型，预测 2016 年的 12 个值。这一过程通过 Matlab 软件实现。

1.3 标准化降水蒸散指数（*SPEI*）

采用具有多时间尺度特征的 *SPEI* 作为气候干

湿状况的表征。该指数计算原理简单易行,即通过衡量降水量和潜在蒸散量差值偏离平均状态的程度来判定干湿状况[18,23]。具体计算步骤如下:

(1) 计算潜在蒸散(*PET*),本文采用的是 Thormthwaite 方法[24]。

$$PET = 16K \times \left(\frac{10T_i}{H}\right)^A \tag{7}$$

式中:K 为根据纬度计算的修正系数;T 为月平均温度;H 为年热量指数;A 为以 H 为基础的系数。

(2) 计算逐月降水与蒸散的差值:

$$D_i = P_i - PET_i \tag{8}$$

式中:P_i 为逐月降水量;PET_i 为月潜在蒸散发量(mm)。

(3) 采用 3 个参数的 log-logistic 概率分布拟合所构建的数据序列 D_i:

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x-\gamma}\right)^{\beta}\right]^{-1} \tag{9}$$

其中,参数 α、β、γ 采用 L—矩估计方法获得:

$$\alpha = \frac{(\omega_0 - 2\omega_1)\beta}{\Gamma(1+1/\beta)\Gamma(1+1/\beta)} \tag{10}$$

$$\beta = \frac{2\omega_1 - \omega_0}{6\omega_1 - \omega_0 - 6\omega_2} \tag{11}$$

$$\gamma = \omega_0 - \alpha\Gamma(1+1/\beta)\Gamma(1-1/\beta) \tag{12}$$

其中,Γ 为阶乘函数,ω_0、ω_1、ω_2 为数据序列 D_i 的概率加权矩,计算方法如下:

$$\omega_s = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(1 - \frac{i-0.35}{N}\right)^s D_i \tag{13}$$

式中:N 为参与计算的月份个数。

(4) 对累积概率密度 进行标准化,获取相应的 *SPEI* 值:

$$P = 1 - F(x) \tag{14}$$

当 $P \leqslant 0.5$ 时,

$$W = \sqrt{-2\ln P} \tag{15}$$

$$SPEI = W - \frac{c_0 + c_1 W + c_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \tag{16}$$

式中:$c_0 = 2.515\ 517$,$c_1 = 0.802\ 853$,$c_2 = 0.010\ 328$;$d_1 = 1.432\ 788$,$d_2 = 0.189\ 269$,$d_3 = 0.001\ 308$。当 $P > 0.5$ 时,本文通过划分 *SPEI* 的等级来表征干旱情况[25],如表 1。

表 1 *SPEI* 干旱等级的标准划分表

Tab. 1 Drought classifcation of *SPEI*

SPEI 数值	干旱等级
$-0.5 < SPEI \leqslant 0.5$	无 旱
$-1.0 < SPEI \leqslant -0.5$	轻微干旱
$-1.5 < SPEI \leqslant -1.0$	中度干旱
$-2.0 < SPEI \leqslant -1.5$	严重干旱
$SPEI \leqslant -2.0$	极端干旱

$$W = \sqrt{-2\ln(1-P)} \tag{17}$$

$$SPEI = \frac{c_0 + c_1 W + c_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} - W \tag{18}$$

1.4 评价验证指标

1.4.1 相关系数(*R*)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \tag{19}$$

其中,

$$\bar{y} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \tag{20}$$

$$\bar{\hat{y}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \hat{y}_i \tag{21}$$

式中:y_i 是观测值;$\hat{y}_i$ 是预测值,$-1 \leqslant R \leqslant 1$。$R$ 值越趋近于 1,则说明预测值与观测值之间拟合越好。

1.4.2 Nash-Sutcliffe 系数(*NSE*)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2} \tag{22}$$

NSE 一般用以验证水文模型模拟结果的好坏,取值为负无穷至 1。*NSE* 接近 1,表示模拟质量好,模型可信度高;*NSE* 接近 0,表示模拟结果接近观测值的平均值水平,即总体结果可信,但过程模拟误差大;*NSE* 远远小于 0,则模型是不可信的。

1.4.3 均方误差(*MSE*)

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{23}$$

MSE 越接近于 0,表示两样本(预测值与观测值)的接近程度越高。

1.4.4 Kendall 秩相关系数(τ)

Kendall 秩相关系数是一种非参数检验方法,该方法利用两组样本(观测值与预测值)之间秩的关系反映二者之间的相关程度[7]。假设两组样本为 X_i、Y_i,$1 \leqslant i \leqslant N$,当 i

$\neq j$ 时，令

$$\varphi(X_i,X_j,Y_i,Y_j)=\begin{cases}1 & (X_i-X_j)(Y_i-Y_j)>0\\ 0 & (X_i-X_j)(Y_i-Y_j)=0\\ -1 & (X_i-X_j)(Y_i-Y_j)<0\end{cases} \quad (24)$$

则，

$$\tau=\frac{\sum_{1\leq i<j\leq N}\varphi(X_i,X_j,Y_i,Y_j)}{N(N-1)/2} \quad (25)$$

τ 越接近 1，说明预测值与观测值之间拟合越好，二者之间相关程度越高。

1.4.5 Kolmogorov-Smirnov（K-S）检验 本文中采用两样本 K-S 检验，该方法基于累计分布函数，用以检验两个样本的经验分布是否相同，是统计学中一种非常重要的非参数检验方法。K-S 统计量的计算方法为：

$$D_{n,m}=\sup_x|F_{1,n}(x)-F_{2,m}(x)| \quad (26)$$

式中：$F_{1,n}$ 和 $F_{2,m}$ 分别表示两样本的经验分布函数；sup 为上确界函数。在置信水平 α 上，若

$$D_{n,m}>c(\alpha)\sqrt{\frac{n+m}{nm}} \quad (27)$$

则拒绝原假设。式(26)、(27)中，m，n 分别为两样本的样本容量。表 2[26] 给出了常用的置信水平 α 及其所对应的 $c(\alpha)$：

本文使用 R 语言实现 K-S 检验，结果给出 D 统计量及其相应的 p 值。D 值是两个经验样本之间的绝对最大距离，称之为 K-S 距离。D 值越接近 0，说明两个样本来自同一分布的可能性越大。

表 2 置信水平 α 及其对应的 $c(\alpha)$

Tab. 2 Value of $c(\alpha)$ for each level of α

α	0.10	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
$c(\alpha)$	1.22	1.36	1.48	1.63	1.73	1.95

2 实例应用

2.1 研究区概况

三江平原(45°01′～48°27′56″ N，130°13′～135°05′26″ E，图 1)，即东北平原东北部，位于中国东北角，西起小兴安岭东南端，东至乌苏里江，北自黑龙江畔，南抵兴凯湖，总面积 5.13×10⁴ km²。三江平原属温带湿润、半湿润大陆性季风气候，全年日照时数 2 400～2 500 h，1 月均温 −21～−18 ℃，7 月均温 21～22 ℃。年降水量 500～650 mm，75%～85% 集中在 6～9 月，雨热同季，适于农业尤其是优质水稻和高油大豆的生长。尽管三江平原水利工程设施不断完善，但水旱灾害却有所加重，特别是自 2000 年以来，干旱频发，由于降水量持续减少，已经接近或者突破历史极值，造成了各种农作物的减产[27-28]。

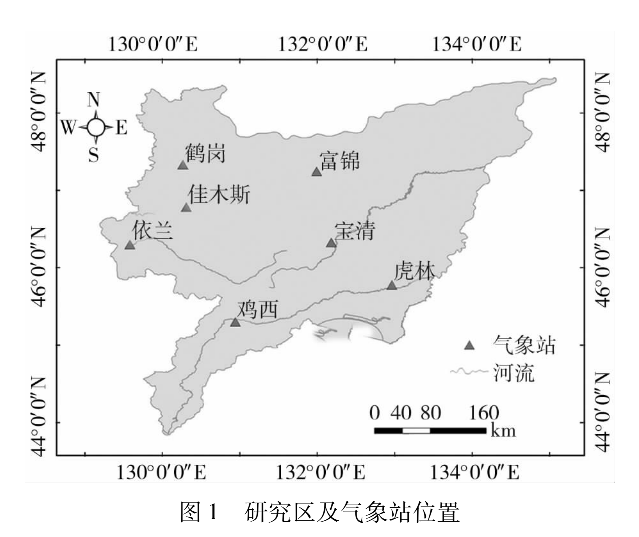


图 1 研究区及气象站位置

Fig. 1 Study area and the location of meteorological stations

2.2 数据资料

本文所采用的数据来源于中国气象数据网(http://data.cma.cn)，选取了三江平原 7 个国家基准气象站点(表 3)1960—2016 年的逐日降水(单位：0.1 mm)和气温(单位：℃)等数据资料，并对数据进行了严格的修订和质量控制，包括采用其相邻站点同期数据插值进行错误数据的订正和遗失数据补漏及筛选并剔除无效数据[29]，确保数据的采集时间连续、完整，数据的实有率和正确率均接近 100%，满足研究要求的精度。

表 3 气象站信息

Tab. 3 Information of meteorological stations

站台编号	站名	经度 / °E	纬度 / °N	海拔 / m	年平均降水 / mm	年平均气温 / ℃
50775	鹤岗	130.30	47.33	227.90	640.00	2.80
50788	富锦	132.02	47.23	66.40	339.50	3.60
50873	佳木斯	130.35	46.83	81.20	527.00	3.00
50877	依兰	129.55	46.33	100.10	555.60	3.30
50888	宝清	132.17	46.33	83.00	548.60	3.20
50978	鸡西	130.97	45.30	280.80	535.00	3.80
50983	虎林	133.97	45.75	100.20	566.20	3.50

2.3 结果分析

2.3.1 模型拟合度评价 分别对各站点 3、6、9、12 和 24 个月的 *SPEI* 建立 ARIMA 和 ANN 模型,并将拟合值与实际值进行比较。通过 *R*、*NSE*、*MSE* 以及非参数方法中的 Kendall 和 K-S 距离 5 种指标对模型的拟合度进行评价验证,结果见表 4、表 5。

从时间尺度来看,ARIMA 和 ANN 模型对 *SPEI* 的拟合情况有相似的结果。对于 3 个月尺度和 6 个月尺度,ARIMA 和 ANN 模型拟合的各站点的相关系数均在 0.6 附近,*NSE* 则都低于 0.5,说明 ARIMA 和 ANN 模型不能有效反映 3 个月和 6 个月尺度 *SPEI* 序列的波动变化,适用性较差。而对于 9、12 和 24 个月的 *SPEI*,特别是对 *SPEI* – 12 和 *SPEI* – 24 的预测,*R* 均达到 0.9 以上, *NSE* 达 0.8 以上;非参数指标中的 Kendallτ 最高为 0.865,K-S 距离均小于 0.1,说明 ARIMA 和 ANN 模型在三江平原长时间尺度的干旱中适用性更强。图 2 分别给出 ARIMA 和 ANN 模型对 7 个站点 *SPEI* 拟合结果各评价指标的平均值。发现,随着时间尺度的增加,*R*、*NSE*、Kendallτ 这三个衡量预测值与真实值一致性的指标递增,而 *MSE*、K-S 距离这两个衡量预测值与真实值不一致性的指标逐渐减小,说明 *SPEI* 拟合值与实际值越来越接近,模型的拟合度逐渐提高。

表 4 ARIMA 模型拟合度评价

Tab. 4 ARIMA model fitting evaluation

尺度 / mon	站名	*R*	*NSE*	*MSE*	Kendallτ	K-S 距离
3	鹤岗	0.633	0.401	0.581	0.449	0.152
	富锦	0.648	0.420	0.564	0.467	0.131
	佳木斯	0.647	0.418	0.564	0.462	0.142
	依兰	0.616	0.380	0.602	0.430	0.138
	宝清	0.631	0.398	0.584	0.441	0.130
	鸡西	0.615	0.378	0.601	0.435	0.157
	虎林	0.626	0.392	0.592	0.440	0.138
6	鹤岗	0.761	0.579	0.408	0.576	0.103
	富锦	0.791	0.626	0.364	0.602	0.082
	佳木斯	0.759	0.576	0.411	0.566	0.094
	依兰	0.749	0.560	0.426	0.557	0.110
	宝清	0.775	0.600	0.392	0.583	0.074
	鸡西	0.771	0.594	0.394	0.583	0.082
	虎林	0.786	0.617	0.371	0.589	0.089
9	鹤岗	0.840	0.707	0.284	0.660	0.066
	富锦	0.867	0.752	0.242	0.696	0.062
	佳木斯	0.841	0.707	0.285	0.660	0.064
	依兰	0.855	0.731	0.262	0.685	0.083
	宝清	0.867	0.751	0.244	0.676	0.057
	鸡西	0.852	0.725	0.266	0.670	0.057
	虎林	0.860	0.740	0.253	0.681	0.052
12	鹤岗	0.934	0.872	0.124	0.785	0.035
	富锦	0.925	0.856	0.141	0.768	0.047
	佳木斯	0.923	0.852	0.143	0.766	0.040
	依兰	0.932	0.870	0.126	0.792	0.052
	宝清	0.908	0.824	0.175	0.755	0.040
	鸡西	0.925	0.856	0.140	0.770	0.038
	虎林	0.912	0.831	0.164	0.755	0.042
24	鹤岗	0.962	0.926	0.073	0.837	0.035
	富锦	0.970	0.941	0.057	0.861	0.027
	佳木斯	0.961	0.923	0.075	0.839	0.023
	依兰	0.965	0.932	0.066	0.851	0.037
	宝清	0.951	0.904	0.097	0.818	0.039
	鸡西	0.965	0.932	0.066	0.851	0.030
	虎林	0.953	0.908	0.089	0.825	0.034

表 5 ANN 模型拟合度评价

Tab. 5 ANN model fitting evaluation

尺度 / mon	站名	*R*	*NSE*	*MSE*	Kendallτ	K-S 距离
3	鹤岗	0.622	0.387	0.598	0.440	0.168
	富锦	0.629	0.396	0.592	0.445	0.175
	佳木斯	0.621	0.385	0.597	0.427	0.169
	依兰	0.601	0.371	0.611	0.407	0.173
	宝清	0.625	0.391	0.595	0.430	0.151
	鸡西	0.615	0.379	0.601	0.431	0.147
	虎林	0.617	0.380	0.605	0.418	0.159
6	鹤岗	0.756	0.572	0.414	0.567	0.114
	富锦	0.769	0.591	0.396	0.577	0.110
	佳木斯	0.744	0.554	0.431	0.553	0.103
	依兰	0.742	0.551	0.435	0.546	0.127
	宝清	0.761	0.579	0.409	0.559	0.102
	鸡西	0.740	0.548	0.436	0.550	0.105
	虎林	0.756	0.571	0.417	0.559	0.107
9	鹤岗	0.836	0.699	0.291	0.669	0.081
	富锦	0.863	0.744	0.249	0.687	0.080
	佳木斯	0.839	0.703	0.285	0.655	0.092
	依兰	0.861	0.741	0.252	0.685	0.087
	宝清	0.862	0.743	0.251	0.676	0.085
	鸡西	0.853	0.723	0.262	0.671	0.093
	虎林	0.850	0.722	0.267	0.669	0.066
12	鹤岗	0.928	0.862	0.133	0.785	0.059
	富锦	0.922	0.851	0.146	0.766	0.070
	佳木斯	0.919	0.844	0.151	0.762	0.061
	依兰	0.932	0.869	0.127	0.797	0.054
	宝清	0.912	0.832	0.166	0.758	0.066
	鸡西	0.920	0.846	0.147	0.771	0.047
	虎林	0.907	0.822	0.171	0.754	0.052
24	鹤岗	0.963	0.927	0.072	0.840	0.043
	富锦	0.972	0.944	0.055	0.865	0.037
	佳木斯	0.961	0.924	0.074	0.840	0.036
	依兰	0.965	0.931	0.067	0.850	0.059
	宝清	0.952	0.906	0.094	0.814	0.050
	鸡西	0.964	0.929	0.069	0.851	0.043
	虎林	0.953	0.908	0.088	0.826	0.044

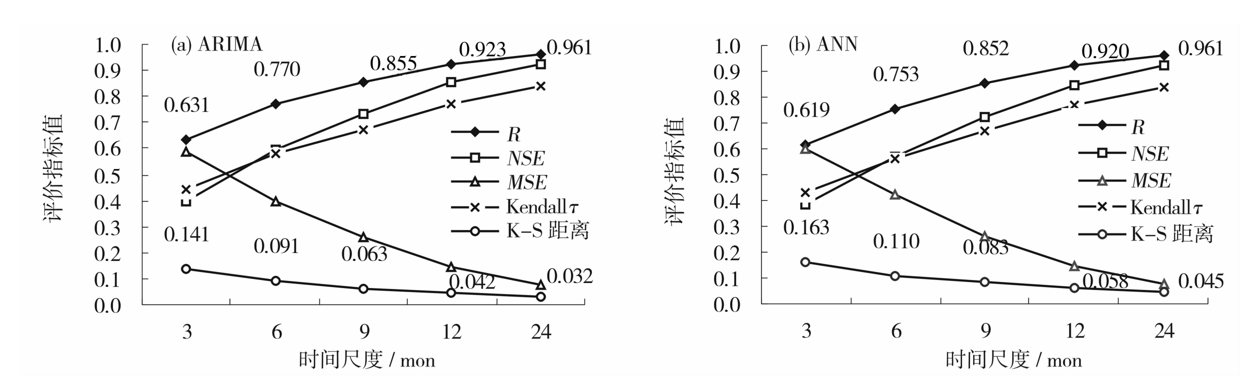


图 2　ARIMA 和 ANN 模型对 7 个站点拟合度评价的平均值

Fig. 2　Average of each evaluation index of 7 stations by ARIMA and ANN models

图3　不同时间尺度两模型的拟合度比较

Fig.3　Comparison of fitting for two models in different time scales

从两模型适用性角度来看,对于同一时间尺度,ARIMA 模型的拟合效果比 ANN 模型略优(图 3),但这种优势随着时间尺度的增加而变的更弱。即整体上二者对于三江平原较长时间尺度(9、12、24 个月)*SPEI* 的拟合效果都比较好。例如对于 12 个月尺度,ARIMA 对各站点 *SPEI* 拟合度评价指标的平均值显示,*R*、*NSE*、*MSE* 以及非参数方法中的 Kendallτ 和 K-S 距离分别为 0.923、0.852、0.145、0.770、0.042,ANN 模型的对应取值分别为 0.920、0.847、0.149、0.770、0.058。

2.3.2　模型预测精度分析　利用最终确定的 ARIMA 和 ANN 模型对三江平原 7 个站点 2016 年各尺

度 *SPEI* 进行预测,将预测值与实际值通过精度 $1-\left|\frac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right|\times100\%$ 进行比较,结果见表 6 ~8。表 6 ~8 中仅列出精度在 70% 以上的结果。对于 3 个月和 6 个月尺度, ARIMA 和 ANN 模型的预测精度均在 60% 以下,表明在三江平原地区两模型均不适用于短时间尺度的干旱预测。对于 9、12、24 个月尺度的

表 6　9 个月尺度 *SPEI* 预测精度 / %

Tab. 6　Forecasting precision for *SPEI* –9 / %

尺度 / mon	站名	ARIMA 1 月	ANN 1 月
9	鹤岗	79.18	89.29
	富锦	76.82	94.01
	佳木斯	77.90	92.64
	依兰	81.35	90.36
	宝清	82.21	82.25
	鸡西	84.59	89.56
	虎林	72.19	81.93

SPEI,随着时间尺度的增加,两模型的预测能力逐渐提高。特别是对于 12、24 个月 *SPEI* 的 1 步预测,精度达到 80% 以上。从模型角度来看,对于所有的时间尺度,相比于 ARIMA 模型,ANN 模型预测精度更高。

表 7　12 个月尺度 *SPEI* 预测精度 / %

Tab. 7　Forecasting precision for *SPEI* –12 / %

尺度 / mon	站 名	ARIMA 1 月	ARIMA 2 月	ARIMA 3 月	ANN 1 月	ANN 2 月	ANN 3 月
12	鹤岗	87.36	80.56	74.75	87.73	87.26	86.11
	富锦	90.93	82.88	73.22	88.57	97.31	95.66
	佳木斯	86.89	84.06	80.48	87.35	84.98	80.70
	依兰	86.44	79.46	72.32	86.61	88.43	85.94
	宝清	87.53	83.23	73.64	88.78	85.01	81.55
	鸡西	88.66	77.28	77.92	90.00	81.77	86.07
	虎林	83.71	76.45	70.93	85.04	86.03	86.75

表 8　24 个月尺度 *SPEI* 预测精度 / %

Tab. 8　Forecasting precision for *SPEI* –24 / %

尺度 / mon	站名	ARIMA 1 月	ARIMA 2 月	ARIMA 3 月	ARIMA 4 月	ANN 1 月	ANN 2 月	ANN 3 月	ANN 4 月
24	鹤岗	90.23	85.09	83.95	80.19	93.47	89.34	87.69	83.80
	富锦	95.07	85.32	96.58	78.44	95.36	92.15	95.63	86.12
	佳木斯	85.70	87.83	82.56	76.97	92.98	89.84	87.97	83.02
	依兰	96.21	92.86	91.80	92.84	95.39	92.23	96.28	96.36
	宝清	88.00	84.54	71.66	70.98	89.13	85.35	73.05	70.03
	鸡西	90.72	85.22	82.37	82.50	94.75	87.74	89.23	86.39
	虎林	82.69	74.79	75.71	75.43	85.20	83.71	83.96	77.70

3　结 论

本文引入了综合降水和气温变化共同效应的气候干旱指数 *SPEI*,利用 ARIMA 和 ANN 模型对三江平原不同时间尺度的 *SPEI* 序列建模拟合预测,并集合参数和非参数方法中的 5 个评价指标进行对比验证,最后进行了 12 步预测,得到如下结论:

从时间尺度看, ARIMA 模型和 ANN 模型对 *SPEI* 的预测能力都随时间尺度的增加而逐渐提高。对于 3 个月和 6 个月尺度,预测精度较低;对 9、12、24 个月的 *SPEI* 值,两模型均可进行精度在 70% 以上的 1、3、4 步预测。即整体上 ARIMA 模型和 ANN 模型在三江平原较长时间尺度(9、12、24 个月)干旱预测中都显示出良好的效果。根据 *SPEI* 的计算公式可知,长时间尺度的 *SPEI* 集合了原始数据中更多的信息,使得预测值对观测值的拟合更充分。

对于相同时间尺度,在训练和测试阶段,ARIMA 模型的拟合效果与 ANN 模型基本持平,但是在预测时,ANN 模型则表现出相对更高的精度。说明基于 ANN 时间序列预测模型具有较强的可操作性,可以有效地进行三江平原较长时间尺度干旱情况的预测。这主要是由于以下两方面原因导致:(1) 降雨数据的产生是随机的、不确定的,并且大多数数据都含有白噪声,而 ARIMA 模型本质上是一种整体线性自回归模型[30],对于由降水数据计算得来的 *SPEI* 的变化这种非线性行为的分析、预测存在着较大的不确定性和不足;ANN 则具有较强的非线性映射能力和较好的稳健性[11],能够区分有噪声的样本,可以通过对样本学习把隐含的内在规律分布在网络的连接权重上。(2) ARIMA 模型的基本思想是首先将非平稳的时间序列通过差分转化为平稳的时间序列,再用 ARMA 模型对该平稳序列建模[20],

而在差分的过程中不可避免的会损失数值信息；ANN 模型则充分发挥了较强的学习能力和逼近任意函数的特点，对原始数据进行了充分的学习。

此外，对于短时间尺度的干旱预测有待在日后的研究中完善。

参考文献(References)

[1] 王利娜，苏静，郑晓东，等. 我国农业干旱风险研究进展简述[J]. 水科学与工程技术，2011，(2)：3－7. [WANG Lina，SU Jing，ZHENG Xiaodong，et al. Research progress of agricultural drought risk in China[J]. Water Sciences and Engineering Technology，2011，(2)：3－7.]

[2] 张玉虎，刘凯利，陈秋华，等. 区域气象干旱特征多变量 Copula 分析——以阿克苏河流域为例[J]. 地理科学，2014，34(12)：1480－1487. [ZHANG Yuhu，LIU Kaili，CHEN Qiuhua，et al. Bivariate probability distribution of meteorological drought characteristics in the Aksu Basin using Copula[J]. Scientia Geographica Sinica，2014，34(12)：1480－1487.]

[3] 谢培，顾艳玲，张玉虎，等. 1961—2015 年新疆降水及干旱特征分析[J]. 干旱区地理，2017，40(2)：332－339. [XIE Pei，GU Yanling，ZHANG Yuhu，et al. Precipitation and drought characteristics in Xinjiang during 1961—2015[J]. Arid Land Geography，2017，40(2)：332－339.]

[4] 张玉虎，向柳，孙庆，等. 贝叶斯框架的 Copula 季节水文干旱预报模型构建及应用[J]. 地理科学，2016，36(9)：1437－1444. [ZHANG Yuhu，XIANG Liu，SUN Qing，et al. Construction and application of hydrological drought prediction model for Copula in Bayesian framework[J]. Scientia Geographica Sinica，2016，36(9)：1437－1444.]

[5] 吴晶，罗毅，李佳，等. CMIP5 模式对中国西北干旱区模拟能力评价[J]. 干旱区地理，2014，37(3)：499－508. [WU Jing，LUO Yi，LI Jia，et al. The evaluation of CMIP5 model for simulation ability in China's northwest arid region[J]. Arid Land Geography，2014，37(3)：499－508.]

[6] 韩萍，王鹏新，王彦集，等. 多尺度标准化降水指数的 ARIMA 模型干旱预测研究[J]. 干旱地区农业研究，2008，26(2)：212－218. [HAN Ping，WANG Pengxin，WANG Yanji，et al. Drought forecasting based on the standardized precipitation index at different temporal scales using ARIMA models[J]. Agricultural Research in the Arid Areas，2008，26(2)：212－218.]

[7] ZHANG Y，LI W，CHEN Q，et al. Multi-models for *SPI* drought forecasting in the north of Haihe River Basin，China[J]. Stochastic Environmental Research & Risk Assessment，2017，31(10)：2471－2481.

[8] 刘海萍. 中国主要股指的分形分析与 BP 神经网络预测[D]. 大连：大连理工大学，2013. [LIU Haiping. The fractal analysis of major indexes and BP neural network prediction in China[D]. Dalian：Dalian University of Technology，2013.]

[9] XIN R B，JIANG Z F，LI N，et al. An air quality predictive model of Licang of Qingdao City based on BP neural network[J]. Advanced Materials Research，2013，756－759：3366－3371.

[10] 张皓. 基于 MATLAB 动态神经网络进行时间序列预测房地产价格的研究[J]. 经济师，2015，(9)：284－286. [ZHANG Hao. Based on MATLAB dynamic neural network time series forecast real estate price research[J]. China Economist，2015，(9)：284－286.]

[11] DJERBOUAI S，SOUAG-GAMANE D. Drought forecasting using neural networks，wavelet neural networks and stochastic models：A case of the Algerois Basin in north Algeria[J]. Water Resources Management，2016，30(7)：2445－2464.

[12] BARUA S，PERERA B J C，NG A W M，et al. Drought forecasting using an aggregated drought index and artificial neural network[J]. Journal of Water & Climate Change，2010，1(3)：193.

[13] BELAYNEH A，ADAMOWSKI J，KHALIL B，et al. Long-term *SPI* drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models[J]. Journal of Hydrology，2014，508(2)：418－429.

[14] 罗明美. 基于 AMSR-E 和 ANN 人工神经网络的淮河流域土壤水分反演研究[D]. 成都：四川农业大学，2013. [LUO Mingmei. Study on soil water inversion in huai river basin based on AMSR-E and ANN artificial neural network[D]. Chengdu：Sichuan Agricultural University，2013.]

[15] 沈国强，郑海峰，雷振锋. *SPEI* 指数在中国东北地区干旱研究中的适用性分析[J]. 生态学报，2017，37(11)：3787－3795. [SHEN Guoqiang，ZHENG Haifeng，LEI Zhenfeng. Applicability analysis of *SPEI* for drought research in northeast China[J]. Acta Ecologica Sinica，2017，37(11)：3787－3795.]

[16] 王媛媛，张勃. 基于标准化降水指数的近 40 年陇东地区旱涝时空特征[J]. 自然资源学报，2012，27（12）：2135－2144. [WANG Yuanyuan，ZHANG Bo. The spatial and temporal characteristics of drought and waterlogging in Longdong area based on standardized precipitation index in recent 40 years[J]. Journal of Natural Resources，2012，27(12)：2135－2144.]

[17] 张岳军，郝智文，王雁，等. 基于 *SPEI* 和 *SPI* 指数的太原多尺度干旱特征与气候指数的关系[J]. 生态环境学报，2014，23(9)：1418－1424. [ZHANG Yuejun，HAO Zhiwen，WANG Yan，et al. Multiscale characteristics of drought based on *SPEI* and *SPI* in association with climate index in Taiyuan[J]. Ecology and Environmental Sciences，2014，23(9)：1418－1424.]

[18] 李伟光，侯美亭，陈汇林，等. 基于标准化降水蒸散指数的华南干旱趋势研究[J]. 自然灾害学报，2012，21(4)：84－90. [LI Weiguang，HOU Meiting，CHEN Huilin，et al. Study on drought trend in south China based on standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Journal of Natural Disasters，2012，21(4)：84－90.]

[19] 王林，陈文. 近百年西南地区干旱的多时间尺度演变特征[J]. 气象科技进展，2012，2(4)：21－26. [WANG Lin，CHEN Wen. The multi-temporal scale evolution characteristics of drought in southwest China in the past 100 years[J]. Advances in Meteorological Science and Technology，2012，2（4）：21－26.]

[20] ADAMOWSKI J，CHAN H F，PRASHER S O，et al. Comparison of multiple linear and nonlinear regression，autoregressive integrated moving average，artificial neural network and wavelet artificial neural network methods for urban water demand forecasting in Montreal，Canada[J]. Water Resources Research，2012，48(1)：273－279.

[21] 岳新征，李磊民，孙飞. 基于 NAR 动态神经网络的石英挠性加速度表参数建模与预测[J]. 西南科技大学学报，2016，31(1)：88－92. [YUE Xinzheng，LI Leimin，SUN Fei. Parametric

modeling and prediction of quartz flexible accelerometer based on NAR dynamic neural network[J]. Journal of Wuhan university, 2016,31(1):88 - 92.]

[22] 邓兴升,王新洲. 动态神经网络在变形预报中的应用[J]. 武汉大学学报,2008,33(1):93 - 96.[DENG Xingsheng, WANG Xinzhou. Application of dynamic neural network in deformation prediction[J]. Journal of Wuhan University, 2008, 33(1):93 - 96.]

[23] VICEBTESERRANO S M, BEGUERIA S, LOPEZMORENO J I. A multi-scalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index [J]. Journal of Climate, 2010, 23(7):1696 - 1718.

[24] 刘珂,姜大膀. 基于两种潜在蒸散发算法的 SPEI 对中国干湿变化的分析[J]. 大气科学,2015,39(1): 23 - 36.[LIU Ke, JIANG Dabang. Analysis of dryness / wetness over China using standardized precipitation evapotranspiration index based on two evapotranspiration algorithms[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2015, 39(1):23 - 36.]

[25] GB/T20481—2006,气象干旱等级[S]. 北京:中国标准出版社,2006.[GB /T 20481—2006, Classification of meteorological drought[S]. Beijing: Standards Press of China, 2006.]

[26] PEARSON E S, HARTLEY H O. Biometrika tables for statisticians [M]. London: Cambridge University Press, 1956.

[27] 李宝林,周成虎. 东北平原西部沙地的气候变异与土地荒漠化[J]. 自然资源学报,2001,16(3):234 - 239.[LI Baolin, ZHOU Chenghu. Climatc variation and desertification in west sandy land of Northeast China Plain[J]. Journal of Natural Resources, 2001, 16(3):234 - 239.]

[28] 王春乙,蔡菁菁,张继权. 基于自然灾害风险理论的东北地区玉米干旱、冷害风险评价[J]. 农业工程学报,2015,31(6):238 - 245.[WANG Chunyi, CAI Jingjing, ZHANG Jiquan. Risk assessment of drought and chilling injury of maize in northeast China [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(6):238 - 245.]

[29] 胡欣欣,张玉虎,向柳. 新疆阿克苏地区气象干旱特征研究[J]. 安徽农业科学,2015,43(35):96 - 100 + 104.[HU Xinxin, ZHANG Yuhu, XIANG Liu. Study on the characteristics of meteorological drought in Aksu region of Xinjiang[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015, 43(35):96 - 100 + 104.]

[30] MISHRA A K, DESAI V R. Drought forecasting using stochastic models[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2005, 19(5):326 - 339.

Applicability of ARIMA and ANN models for drought forecasting

YANG Hui-rong[1], ZHANG Yu-hu[2], CUI Heng-jian[1], GAO Feng[2], CHEN Qiu-hua[1]

(1 *School of Mathematical Sciences, Capital Normal University, Beijing* 100048, *China*;

2 *College of Resources Environment & Tourism, Capital Normal University, Beijing* 100048, *China*)

Abstract: Drought is one of the major natural disasters, whose occurrence is linked to a sustained lack of precipitation. The drought forecast provides vital evidence and support for preventing losses of drought disasters, and therefore it is of great significance. In this study, a series of the standard precipitation evapotranspiration index (*SPEI*) at different time scales were calculated based on the daily precipitation and temperature data from 7 meteorological stations in Sanjiang Plain, northeast China from 1960 to 2016 and were used to forecast the drought using ARIMA and ANN models. In the stage of training and testing, the fitting degrees of the models were evaluated and validated and the optimal ARIMA and ANN models were chosen with the help of 6 fitting evaluation methods: the correlation coefficient (*R*), Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (*NSE*), Kendall, rank correlation coefficient, the mean square error (*MSE*) and Kolmogorov-Smirnov (K-S) test. Then 12 values for the 12 months in 2016 were predicted by the optimal models and were compared with the corresponding observations. The results are shown as follows: (1) The prediction ability of ARIMA and ANN models based on *SPEI* were both increased with the increase of time scale in Sanjiang Plain. (2) The two models had poor prediction accuracy for *SPEI* 3 and *SPEI* 6. For the *SPEI* value of 9, 12 and 24 months, all models worked well with accuracy more than 70%. (3) For the *SPEI* value of 9, 12 and 24 months, the prediction accuracy of ANN model is better than that of ARIMA model. In particular, the prediction accuracy for one month forecast of *SPEI* 12 and 24 at all stations were more than 80%. All these showed that the prediction model of ANN has strong maneuverability and can effectively predict the drought at a large time scale in Sanjiang Plain. The drought prediction at small time scale (3 and 6 months) needs to be improved in future studies.

Key words: drought; ARIMA model; ANN model; *SPEI*s; Sanjiang Plain